

메시 유전알고리즘을 이용한 퍼지모델링 방법

권오국* 장 옥* 주영훈** 박진배*

*연세대학교 전기공학과, **군산대학교 제어계측공학과

Fuzzy Modeling Schemes Using Messy Genetic Algorithms

Oh-Kook Kwon* Wook Chang* Young-Hoon Joo** Jin-Bae Park*

* Dept. of Electrical Engineering, Yonsei University

Tel: +82-2-361-2773, Fax: +82-2-392-4230, E-mail: jbpark@bubble.yonsei.ac.kr

** Dept. of Control and Instrumentation, Kunsan National University

Tel: +82-654-466-2086, Fax: +82-331-249-9796, E-mail: yhioo@Bayou.UH.EDU

Abstract - Fuzzy inference systems have found many applications in recent years. The fuzzy inference system design procedure is related to an expert or a skilled human operator in many fields. Various attempts have been made in optimizing its structure using genetic algorithm automated designs. This paper presents a new approach to structurally optimized designs of FNN models. The messy genetic algorithm is used to obtain structurally optimized fuzzy neural network models. Structural optimization is regarded important before neural network based learning is switched into. We have applied the method to the problem of a time series estimation.

함수의 파라미터를 조정하게 된다. 본 논문에서는 비선형 시계열 예측 문제를 통해 제안된 최적화 방법의 효율성과 정확성을 보인다.

2. 메시 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 선택, 재조합, 돌연변이와 같은 유전 연산자를 사용하여 개체군의 스트링을 처리하는 최적화 방법이다. 최적 공간의 해들은 각 위치에서 선택이 알파벳처럼 정의된 고정된 길이, 고정된 위치에 맞게 스트링을 암호화한다. 특히 유전 알고리즘은 많은 국소 최적해를 갖는 비선형 시스템에 적합하다.

본 논문에서는 기존의 유전 알고리즘의 변형된 형태인 메시 유전 알고리즘(mGA)을 사용한 동조 방법을 제안한다. mGA는 기존 유전 알고리즘과 달리 가변 길이 스트링을 사용한다. 대립 유전 인자는 의미를 나타내는 인덱스(index)와 이에 해당하는 값(value)으로 이루어진다. 교차 연산자는 자르기와 붙이기(cut and splice, Fig. 3)의 두 새로운 연산자로 대체된다. 그리고 원시상(primordial phase)과 병치상(juxta-positional phase) 두 상을 가진다.

1. 서 론

최근 들어 이러한 퍼지 논리 제어를 향상하는데 유전 알고리즘을 사용하는 방법들이 많이 연구되고 있다. 퍼지 논리 시스템은 수학적으로 모델링하기 어렵거나 비선형성을 지닌 경우 또한 외부의 환경이 불확실하게 변하는 경우에도 매우 효과적이며 강인하다. 유전 알고리즘은 생물학적 유전학과 자연 선택설을 바탕으로 한 탐색 알고리즘이다. 퍼지 논리는 전문가 지식을 언어적인 표현인 IF-THEN 규칙 형식으로 표현하기 때문에 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적 모델을 알지 못하거나 사전 지식이 부족하더라도 좋은 결과를 얻을 수 있고 강인한 성질을 지니며 구현하기도 쉽다. 기존의 제어기 설계 방법은 전문가 지식, 특히 제어기의 구조에 매우 영향을 받는다. 그러므로 시행 착오적이며 적응적이지 못하다는 약점을 갖는다. 기존의 유전 알고리즘에서는 암호화된 염색체가 고정된 길이에서 적합한 대립 유전자(allele)가 전역 최적해에 수렴하도록 얻어진다. 그러나 암호화할 문제의 구조를 정확히 알지 못하므로 암호화된 스트링을 무작위로 발생시켜서 적합한 연계(linkage)를 얻기는 어렵다. 또한 빈약한 연계는 유전 알고리즘에 의한 빌딩 블록이 붕괴될 확률이 매우 높아지는 것을 의미한다[2]. 역위(inverse)나 재배열(reordering) 방법이 유전 인자 순서를 탐색하는데 사용될 수 있을지라도 느려서 유용하게 사용되지 못한다[3].

2.1 메시 유전 알고리즘의 암호화

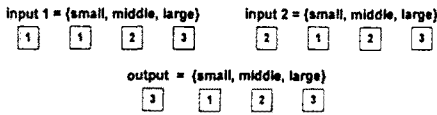
본 논문의 mGA는 정수를 사용하여 효율적으로 암호화하였다. 이는 스트링의 길이를 최소로 유지하고 진화 연산 속도를 증가시키게 해주는 반면 또한 교차 연산자와 돌연변이 연산자에 의해 발생하는 내부 파라미터의 파열을 줄일 수 있다[3].

mGA의 유전 인자는 그림 2와 같이 유전 인자의 인덱스와 값을 가리키는 쌍으로 구성된다. 그림 2는 퍼지 구문을 mGA의 스트링으로 표현한 것이다. 유전 인자(2,1)는 1을 갖는 두 번째 유전 인자로 그림 2에서 입력 2는 작다라는 뜻이다. mGA의 스트링은 의미가 바뀌지 않는 한 순서를 바꿀 수도 있다. 즉, ((1,3)(2,1)(3,2))와 ((2,1)(1,3)(3,2))는 의미상 같은 스트링이다. 메시 스트링에서는 모든 유전 인자를 포함하도록 제한되지 않으며 같은 유전 인자가 한 스트링에서 한번 이상 일어날 수도 있다. 스트링 ((1,3)(2,1))과 ((1,3)(2,1)(3,2)(1,1))은 모두 유효하다. 앞의 경우는 (3,2)에 해당하는 유전 인자가 없고 뒤에 있는 경우는 두 번 중복된 경우이다. 같은 인덱스를 갖는 유전 인자가 중복된 경우는 먼저 나온 유전 인자를 선택하고 뒤에 있는 유전 인자는 무시한다.

본 논문에서는 메시 유전 알고리즘(messy genetic algorithm, mGA)을 사용한 퍼지 신경망 모델의 최적화 방법을 제안한다. 메시 유전 알고리즘의 유용적인 암호화 표현을 사용하여 구조적인 퍼지 규칙을 최적화하고, 경사하강법(gradient descent method)을 사용하여 소속

Messy Coding Scheme for Fuzzy Rules

0 Enumeration of linguistic input-output variables and terms



0 Formation of fuzzy clauses

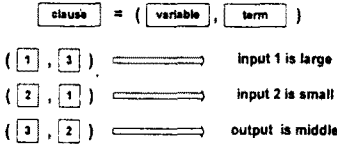


그림 1 mGA에서 퍼지 구문의 암호화
Fig. 1 Coding of a fuzzy clause by a mGA

2.2 메시 유전 알고리즘의 연산자

가변 길이 스트링을 다루기 위해 더 이상 교차 연산자는 적합하지 못하다. mGA에서는 교차 연산자를 대신하여 자르기와 붙이기(cut and splice)라고 불리는 두 연산자를 사용한다. 자르기 연산자는 p_c 의 확률을 가지고 무작위로 선택된 위치에서 스트링을 자른다. 붙이기 연산자는 고정된 확률 p_s 에 따라 무작위로 선택된 순서로 두 개의 스트링을 잇는다. 교차 연산자는 두 부모에 대해 같은 위치에 교차점을 갖지만 자르기와 붙이기 연산자는 그렇지 않다는 것이 둘의 차이점이다.

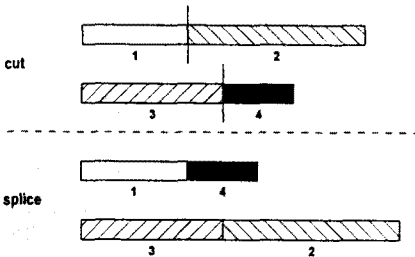


그림 2 자르기와 붙이기 연산자
Fig. 2 Schematic of cut and splice operators

2.3 퍼지 신경망 구조의 최적화

mGA에서는 가변 구조와 길이를 정보를 암호화한다. 암호화의 기본 요소는 정수 쌍으로 표현되는 퍼지 구문(clause)이다(그림 1). 두 개의 입력(x_1, x_2)과 한 개의 출력(y)을 가지는 퍼지 규칙은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\text{If } x_1 = A_1 \text{ and } x_2 = A_2 \text{ then } y = B \quad (1)$$

퍼지 신경망의 최적화를 필요로 하는 부분은 2, 3, 4층의 연결관계이다. mGA에서 각 유전 인자는 입출력 인덱스와 인접된 층의 연결된 뉴런을 가리키는 수로 이루어진다.

어진다. 여기서 뉴런은 퍼지 변수의 집합이 되고 뉴런 내의 활성 함수는 퍼지 소속 함수이다. 그림 3과 같이 암호화된 스트링을 생각해 볼 때, 스트링((1,1)(3,2)(3,1)(2,3))은 차례로 입력 1은 2층의 첫 번째 뉴런과 연결되고, 입력 2는 2층의 세 번째 뉴런과 연결되고, 출력 1은 4층의 두 번째 뉴런과 연결된다. 이 스트링은 중복된 유전 인자를 갖는데 선착순의 원리에 따라 먼저 나온 (3,2)이 선택되고 (3,1)은 버린다. 스트링 내에 유전 인자가 부족한 경우에는 틀을 만들어 부족한 유전 인자를 채워주거나 또는 이에 관한 스트링을 버린다.

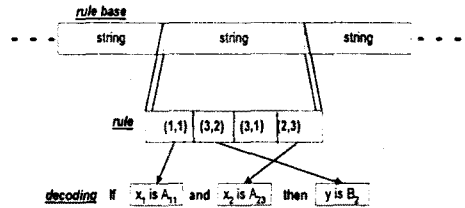


그림 3 염색체 내의 규칙 기반
Fig. 3 fuzzy rule base in chromosomes

3. 모의 실험

유전 알고리즘을 사용하여 퍼지 신경망을 모델링하는 방법이 효과적이고 유용함을 보이기 위해 Box-Jenkins 비선형 데이터를 가지고 기존의 모델링 기법과 비교해 본다. 이 데이터셋은 가스 유입률 $u(t)$ 를 입력으로 하고 CO_2 밀도 $y(t)$ 를 출력으로 하는 296개의 데이터셋을 갖는다. 그래서 이를 가스로(gas furnace) 시계열 입출력 데이터라고 한다. 본 모의 실험에서는 $u(t-4)$ 와 $y(t-1)$ 의 두 개의 입력을 사용하여 현재의 출력값 $y(t)$ 를 예측하는 것이다. 그리고 이들을 모델링하기 위해 가스로의 입력 $u(t)$ 는 2.72를 더한 후 5.56으로 나누어 주고 출력 $y(t)$ 는 최대값인 60.5로 나누어 모든 데이터를 정규화시켰다.

시계열 예측을 평가하기 위해 200개의 데이터는 학습을 하는데 사용하였으며, 나머지 96개의 데이터는 시계열 예측을 평가하는데 사용하였다. 메시 유전 알고리즘을 사용하여 규칙을 동정한 결과 7개의 규칙이 나왔으며, 얻어진 규칙을 오차 역전파 알고리즘에 따라 학습시킨 결과는 표 1과 같다.

표 1 모의 실험 결과
table 1 Result of the simulation

	데이터 수	오차
학습데이터	200	0.0735
평가데이터	96	0.5652
전체	296	0.2323

실험 결과 학습데이터에 대해선 아주 정확한 성능을 보였으나, 평가데이터에 대해선 오차가 다소 큼을 알 수 있다. 여기서 사용한 오차 계산은 평균 제곱 오차이다.

전체 오차는 0.2323의 결과를 산출하였다.

있다.

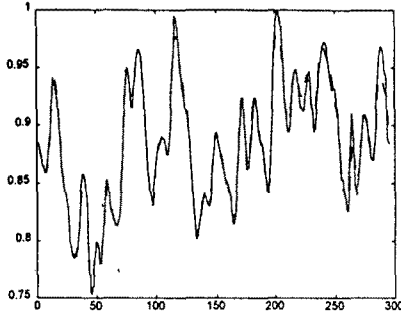


그림 4 Box-Jenkins 시계열의 실제 출력과 모델 출력
Figure 4 Real output and model output of Box-Jenkins

그림 4는 Box-Jenkins 시계열 예측의 실제 출력과 모델 출력을 비교한 그림이다. 앞의 200개는 학습 데이터로 사용하였고, 뒤의 96개는 평가용으로 사용하였다. 앞에서 살펴보았듯이 학습데이터에서의 오차보다 평가용에서의 오차가 더 크음을 알 수 있다. 이는 그림 5의 그림에서 각 시간별 오차의 크기를 볼 수 있다.

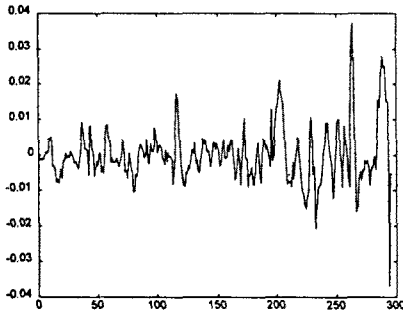


그림 5 시계열의 오차
Figure 5 Error of the time series

메시 유전 알고리즘을 사용하여 미지의 퍼지 규칙을 동정한 후 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 미세 조정된 결과 위와 같이 비선형적인 시계열 시스템에서도 좋은 예측을 할 수 있음을 알 수 있다.

4. 결 과

본 논문에서는 퍼지 모델의 최적 설계를 위하여 메시 유전 알고리즘(mGA)을 사용하였다. 신경망의 국소 학습 방법인 오차 역전파를 사용하기 이전에 mGA를 사용하여 퍼지 신경망의 구조적 최적화를 탐색하였다. mGA는 유동적인 암호화 표현을 사용하고 구조적인 퍼지 규칙을 최적화하는데 매우 효과적이다. 본 논문에서 제안된 방법은 새로운 플랜트에 대해 모델을 동정할 때, 전문가의 지식이 없이 효과적이고 우수함을 보였다. 이는 모델링 방법은 시계열 예측뿐만 아니라 도립 진자나 로봇을 조정하는 제어기, 혼돈 시스템 등에 다양하게 응용할 수

(참 고 문 헌)

- [1] M. Chowdhury and Y. Li, "Messy Genetic Algorithm Based New Learning Method for Structurally Optimised Neurofuzzy Controllers", IEEE Intern. Conf. on Industrial Tech., December 1996.
- [2] K. Deb and D.E. Goldberg, "mGA in C: A Messy Genetic Algorithm in C", IlliGAL Report No. 91008, September 1991.
- [3] C. Karr, "Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers", AI EXPERT, pp. 26-35, February 1991.
- [4] S. Horikawa, T. Furuhashi and Y. Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Backpropagation algorithm", IEEE Trans. NN, Vol. 3(5), pp. 801-806, 1992.
- [5] F. Hoffmann and G. Pfister, "A New Learning Method for the Design of Hierarchical Fuzzy Controllers Using Messy Genetic Algorithms", IFSA'95, July 1995.
- [6] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1990.
- [7] Y.H. Joo, H.S. Hwang, K.B. Kim and K.B. Woo, "Fuzzy System Modeling by Fuzzy Partition and GA Hybrid Schemes", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 86, pp. 279-288, April 1997.
- [8] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy Logic Based Approach to Qualitative Modeling", IEEE Trans. Fuzzy Sys., Vol. 1, pp. 7-31, 1993.
- [9] W. Chang, Y.S. Son, J.B. Park, Y.H. Joo, "Numerical Data-Based GA Fuzzy Modeling with Fine Tuning Method", ICSC symposium on SOCO, pp.224-230, September 1997.